

沙尘图像视觉增强技术综述

摘要：沙尘图像视觉增强技术旨在提高沙尘暴天气下成像设备捕获数据的视觉感知清晰度以辅助高级视觉算法提高从数据中获取关键特征的能力。随着沙尘天气出现频次的增多，沙尘图像视觉增强技术逐渐成为图像处理领域的研究热点，在遥感勘测、无人驾驶、智慧交通等人工智能相关行业有着十分广泛的应用前景。为了更好地了解当前沙尘图像处理领域的研究进展，本文详细阐述了当前基于传统技术的沙尘图像增强算法和基于大气散射模型的沙尘图像复原算法，列举了基于数据驱动的沙尘图像重构算法，对当前公开数据集的构建进行了细致的研究和分析，并简单梳理了图像增强领域常用的评价指标。最后对所述内容做出总结，指出当前研究中存在的困难并对未来沙尘图像增强技术的发展方向进行了展望。

关键词：图像增强；沙尘图像；计算机视觉；深度学习

中图分类号：

文献标识码：A

doi: 10.11959/j.issn.2096-0271.2019xxx

A Review of Sand-dust Image Visual Enhancement Techniques

Abstract: The visual enhancement technology of sandstorm images aims to improve the visual perception clarity of the captured data by imaging equipment under sandstorm weather, assisting high-level vision algorithms to enhance the ability to obtain key features from the data. With the increasing frequency of sandstorm weather, sandstorm image visual enhancement technology has gradually become a research hotspot in the field of image processing, and has a very wide range of applications in AI-related industries such as remote sensing survey, unmanned driving, and smart transportation. In order to better understand the current research progress in the field of sandstorm image processing, this article elaborates in detail on current sandstorm image enhancement algorithms based on traditional technology, sandstorm image restoration algorithms based on atmospheric scattering models, and lists data-driven sandstorm image reconstruction algorithms. It also conducts a detailed study and analysis of the construction of current public data sets, and briefly

收稿日期：2023-09-26

基金项目：广东省重点领域研发计划“新一代人工智能”重大专项（No.2021B0101400003）

Foundation Items: The Key Research and Development Program of Guangdong Province (No.2021B0101400003)

sorts out the evaluation indicators commonly used in the image enhancement field. Finally, a summary of the above content is made, pointing out the difficulties existing in current research and prospects for the development direction of future sandstorm image enhancement technology.

Key words: image enhancement; sand-dust image; computer vision; deep learning

1 引言

随着数据驱动技术引起的全方位变革，真实场景下的视觉感知需求变得日益迫切。图像作为感知世界中信息传递的重要媒介，其质量往往对智能处理算法有着决定性影响。然而，在户外成像过程中通常存在许多不可控的环境因素，造成图像质量下降，进而影响了高级视觉算法的准确性^[1, 2]。沙尘天气下，空气中悬浮着大量沙尘粒子，由于其直径大于可见光波长，在米氏散射（Mie scattering）的作用下^[3, 4]，红蓝光发生衍射并透射下来，而蓝紫光被大量散射，导致成像设备捕捉到的图像通常存在颜色偏移、视觉模糊等问题，从主观视觉上来看，在景深较大的区域几乎很难观察到有价值的信息。

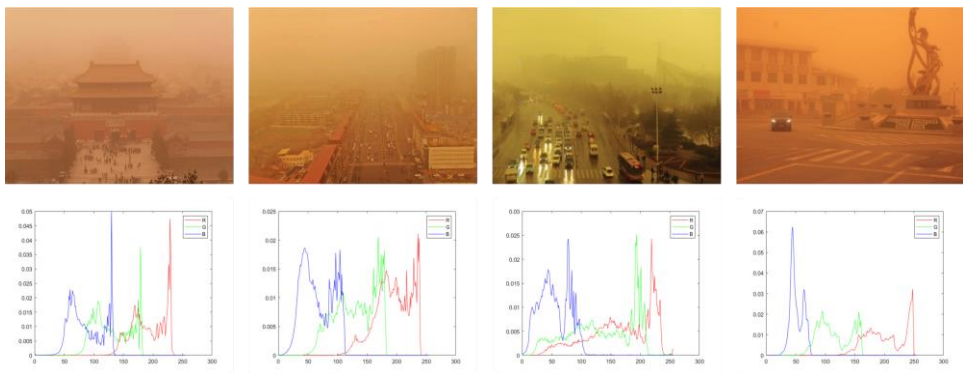


图 1 真实沙尘图像及其直方图分布

图 1 展示了不同沙尘场景下获取到的退化图像及对应的 RGB 通道直方图分布，经分析可以看出，沙尘图像颜色通道具有以下明显特征：

- 1) 集中性：颜色三通道主要的像素点均集中在某一狭窄的区间范围，区域外的像素分布占比极少，这是造成沙尘图像亮度、对比度较低的主要原因。
- 2) 顺序性：对于单幅沙尘退化图像而言，其 RGB 通道直方图分布在形状上有着相似性，三通道依次按红、绿、蓝的顺序排列。这是造成沙尘图像在视觉上通常呈现黄色偏红的主要原因。
- 3) 偏移性：沙尘退化图像中三通道直方图分布之间存在明显的位置偏差，且位置偏移越大，颜色偏移越严重。

为了在沙尘环境下获得颜色均衡且信息丰富的高质清晰图像，早期的处理策略是在传统

增强技术的基础上通过肉眼观察的方式手动设计算法结构^[5-10]。基于传统算法的沙尘图像增强技术关注沙尘退化图像的像素分布，致力于采用曲线变换、直方图均衡等技术手段优化颜色通道分布，从而改善图像的视觉清晰度。该类技术与图像的退化机制无关，是人工智能技术发展初期，解决图像处理问题的通用策略，如图像去雾^[11-16]、低光图像增强^[17-21]等。但由于缺乏对成像过程的深入理解以及忽略了通道之间的内在关联，以至于无法有效区分潜在的语义表征，进而导致该类算法的生成结果存在颜色异常、信息失真等问题。此外，该类算法一般采用遍历的计算方式，无可避免的增加了算法的计算复杂度，导致在推理阶段耗时较长，不利于实际工程部署。

考虑到沙尘图像与雾霾图像存在着某种退化共性，一些研究通过大气散射模型复原清晰图像^[22-26]。基于模型优化的方法隶属于经典的图像复原技术范畴，该类方法尝试从成像的角度理解沙尘图像的退化机制，其核心思想在于以退化成像规律导出的数据项作为基础支撑，以设计描述目标输出的正则项作为导向，通过现有的数值优化技术解决此类不适定问题。大气散射模型常用于刻画雾霾天气下的图像的退化过程，可表示为：

$$I(x) = J(x)t(x) + A[1 - t(x)] \quad (1)$$

$$t(x) = e^{-\beta d(x)} \quad (2)$$

其中， x 为图像中任一像素点坐标位置； $I(x)$ 表示成像设备获取到的雾霾图像； $J(x)$ 为相应的清晰无雾图像； A 为大气光值，一般为常数； $t(x)$ 为透射率图； β 为沙尘的散射系数； $d(x)$ 为当前场景对应的景深信息。

基于物理模型的沙尘图像复原算法首先使用颜色校正技术对图像做预处理，然后将校正后的图像作为雾霾图像，通过先验知识估计出透射率、大气光值等参数，最后结合大气散射模型复原出无沙尘清晰图像。然而，大气散射模型通常被用来描述雾霾图像的成像过程，直接将其应用在沙尘图像复原中，在逻辑上略显牵强。此外，限于基于数理统计构建的先验知识的刻画能力，基于物理模型的沙尘图像复原算法的鲁棒性较差，容易受到外界不可控因素的干扰，导致输出结果中存在明显的光晕和伪影问题。

为了克服上述传统沙尘图像处理算法中存在的弊端，受大数据时代背景的影响，通过启发式设计网络结构建立沙尘退化图像与增强输出之间的映射关系，已逐渐取代传统沙尘图像增强算法成为一种主流的处理模式。众所周知，训练数据的分布规律对于网络模型性能通常起着决定性作用，也是推动深度学习算法迭代发展的基础。对于许多常规的图像增强问题，通过模拟相应的物理退化过程合成训练数据是有监督学习算法中最常用的方法。然而，与一

般图像增强任务相比,颜色退化是沙尘图像增强任务的核心降质问题。由于沙尘场景类型复杂多变,在构建训练数据时需要考虑沙尘浓度动态范围、颜色多样性、色调真实性等因素。此外,一些工作致力于构建真实场景下的沙尘图像和清晰图像在表征空间中的转换关系,以无监督的方式优化网络参数。

总体来说,现有的沙尘图像视觉增强算法的发展动态有迹可循,百花齐放。但作为极具挑战的不适定任务,仍面临诸多亟待解决的问题。因此有必要对当前沙尘图像视觉增强的研究进展和面临的技术痛点做全面的综述及讨论分析,但求能够对沙尘图像增强技术的发展提供帮助,并期待能够为相关领域的学者提供创新性的启发。

2 沙尘图像增强方法

近年来,随着沙尘天气出现频次和持续时间的增加,高效提升沙尘图像视觉清晰度已然成为学术界和工业界的研究热点。截至目前,现有的沙尘图像视觉增强技术可大致分为基于传统方法、基于物理模型和基于数据驱动的三种方法。受益于神经网络技术的井喷式发展,基于数据驱动的深度学习算法逐渐取代传统增强方法,成为了当前增强沙尘图像视觉清晰度的主流策略。随后,我们将对该领域的研究现状及发展动态做全面而细致的分析与讨论。

2.1 基于传统方法的沙尘图像增强技术

早起沙尘图像增强方法一般采用传统图像处理算法,期望通过均衡退化颜色、拉伸对比度、提升亮度等方式增强退化图像的视觉清晰度。常规的直方图均衡技术生成的结果往往存在颜色失真、噪声放大的问题。为此,一些工作尝试在通用直方图均衡算法的基础上做优化改进。例如,李等人^[27]在 2012 年提出的基于局部块的直方图均衡技术,将输入图像分割为多个局部块状区域以改善细节丢失的问题,同时利用子块部分重叠直方图均衡算法(Partially Overlapped Sub-block Histogram Equalization, POSHE)解决预处理结果存在的块状伪影问题。为了解决直方图均衡技术普遍存在的噪声放大问题,Reza 等人^[28]引入一种限制自适应对比度直方图均衡算法(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE),通过设置既定阈值,控制对比度限幅参数,可以一定程度解决噪声放大的问题。作为一种通用技术,若直接将 CLAHE 算法应用在沙尘退化图像上会导致结果出现颜色异常的问题,Shi 等人^[29]分析了沙尘图像退化机制,首先将图像映射至 LAB 空间,利用 CLAHE 均衡 L 分量,并通过 Gamma 函数对颜色分量做校正处理,最后将增强后的特征映射至 RGB 空间。在 CLAHE 的基础上,Wang 等人^[30]提出了一种快速色彩平衡算法,然后通过设计特征融合模型来增强沙尘暴退化图像的主观清晰度。此外,还有一些算法是在沙尘图像通道退化特征的基础上提出

的。智等人^[31]分析了颜色通道直方图的分布规律,利用高斯模型对颜色通道进行建模,均衡通道位置,采用改进后的奇异值分解方法,拉伸通道动态范围,以消除沙尘图像中存在的偏移、集中等退化特征。Cheng 等人^[32]分析了沙尘图像颜色通道退化特征,对蓝色分量做损失补偿,之后使用引导图像滤波算法强化图像对比度和边缘特征信息。为解决颜色异常和低对比度问题,Hua 等人^[33]提出一种基于颜色校正和对比度拉伸的沙尘图像增强技术,首先对退化图像做颜色补偿及白平衡处理,随后衔接 HSV 空间下的 CLAHE 处理算法以锐化图像边缘并拉伸对比度动态范围。

上述方法虽然可以一定程度改善图像主观质量,提高视觉清晰度,但由于此类算法未全面考虑沙尘图像的退化机制,仅采用一些较为粗糙的增强技巧,不足以应对复杂多变的沙尘场景,增强图像的视觉保真度较差。此外,基于肉眼观察的设计方案通常具有较高的计算复杂度,这也提高了算法在实际工程中的部署难度。

2.2 基于物理模型的沙尘图像复原技术

为进一步提升沙尘图像处理技术的性能,许多学者开始对沙尘图像与雾霾图像的退化机制做共性分析。从基于物理模型的沙尘图像复原技术的角度来说,沙尘图像通常被认为是具有颜色偏移特征的雾霾图像。在此观点的基础上,一些工作侧重于设计通用性较高的颜色均衡算法。然后,将颜色校正后的图像作为模型输入,利用基于大气散射模型的雾霾图像复原算法求解技巧复原出对应的清晰图像。这类算法通常需要借助一些辅助性的先验知识对复原过程所关联的中间参数进行估计。Yu 等人^[34]在暗通道先验 (Dark Channel Prior, DCP) 算法^[35]的基础上提出一种基于大气散射模型与信息损失约束的沙尘图像复原方案,以均衡输出图像的色彩保真度与亮度恒定性。Shi 等人^[24]提出一种融合颜色校正与暗通道先验理论的沙尘图像复原方法,该方法通过优化原始 DCP 算法结构,旨在解决沙尘图像增强任务中普遍存在的伪影光晕问题。刘等人^[36]提出一种自适应沙尘图像复原算法,利用 DCP 对亮度区域进行分割并初步复原出清晰图像,随后,针对退化图像对比度和亮度不均衡问题,提出将 Gamma 校正算法作用在 CLAHE 中以进一步提升复原图像清晰度。考虑到沙尘图像的蓝色通道信息在直方图分布中强度较弱的问题,Gao 等人^[37]提出一种逆转蓝色通道先验 (Reversed Blue Channel Prior, RBCP) 方法,首先对蓝色分量特征做翻转增强处理,随后利用 RBCP 估计大气光值和透射率并利用引导滤波算法^[38]细化所估计的参数。

基于物理模型的沙尘图像复原方法从成像的角度出发,在算法设计层面融合了传统图像增强技巧,针对特定任务对现有先验理论提出了改进优化方案。相比于传统的单一视觉增强技术而言,沙尘图像复原算法在解决颜色失真、局部细节模糊等方面有着明显优势。但现阶段

段沙尘图像复原算法仍存在一些值得关注的问题,虽然研究人员在使用大气散射模型之前已经平衡了沙尘图像的颜色,但将去雾模型应用于沙尘图像复原任务仍会不可避免的引入固有误差。同时,现有的先验算法对噪声是极为敏感的,随着复原计算过程的推进会造成误差不断累积,导致输出结果存在明显的噪点问题。

2.3 基于数据驱动的沙尘图像重构技术

基于数据驱动的深度学习技术已被广泛应用在高级视觉算法中^[39-49],并在低级图像处理任务中^[50-60]显现优势。不同于常规图像增强任务,使用神经网络解决沙尘图像增强任务仍处于发展初期。其核心难点在于退化场景建模及必要参数估计,导致缺乏有效的沙尘图像训练数据对。为此, Si 等人^[61]提出一种基于融合策略的沙尘图像重构算法,将去沙尘任务拆解为去沙和去尘。首先使用改进的高斯模型均衡因“沙”导致的图像色偏,随后使用雾霾图像训练得到的网络模型消除“尘”造成的视觉干扰以进一步提升图像主观清晰度。Liang 等人^[62]首先使用直方图均衡对沙尘图像偏移颜色做校正处理,然后利用神经网络估计校正图像的大气光值、透射率和粗糙清晰图像,最后通过大气散射模型建立无监督学习的闭环框架。Gao 等人^[63]引入一种基于生成对抗网络无监督沙尘重构网络,建立图像在清晰域和沙尘域之间的端到端映射关系,但由于沙尘场景复杂多变,真实沙尘图像的数据规模并不足以覆盖所有的退化特征。

随着沙尘图像技术的发展,该领域对成对训练数据的需求变得日益迫切,研究人员开始关注这一痛点问题并提出相应的数据合成方案^[64, 65],进而推动了沙尘低质图像重构技术的发展。Huang 等人^[66]分析了沙尘图像的退化特性,设计一种沙尘表征提取模块,通过模块级联的方式搭建主干网络结构,以期望模型在训练阶段侧重于对图像色偏校正的迭代学习。近年来, VIT (Vision Transformer) 在全局特征提取方面展示出了优越性能^[67-71],这使得一些学者开始尝试将 Transformer 相关理论迁移至沙尘图像重构网络的结构设计上。Liang 等人^[72]提出一种端到端的沙尘图像重构 Transformer 网络,该网络利用多级尺度分支和多级像素块分支分别从全局和局部的角度提取退化图像中的高维表征信息,以建立沙尘退化图像与清晰图像之间的转换关系。Shi 等人^[73]提出一种融合 CNN (Convolutional Neural Networks) 和 Transformer 关联特征的沙尘图像重构模型,该模型采用双分支结构设计,分别利用 CNN 和 Transformer 链路学习退化图像的局部特征和全局特征,最后经特征融合模块将两分支提取到的特征做自适应信息整合并输出重构图像。

3 性能评估

本节主要对现有公开的沙尘图像基准数据集的呈现形式，主要内容及应用范围进行介绍。随后，对图像增强领域常用的有监督和无监督评估指标做阐述说明。最后，在基准数据集的基础上对现有的沙尘图像增强算法做定性和定量的性能评估。

3.1 基准数据集

受一些不可抗力的因素限制，在现实生活中几乎无法同时获取退化图像和相应的清晰图像，通过模拟退化过程以合成在主观或客观统计上具有一定程度真实性的基准数据成为了解决该问题的主要方案。与一般图像增强任务相比，沙尘图像数据分布更加复杂，在模拟其成像过程时应当考虑多种沙尘强度与颜色偏移类型。

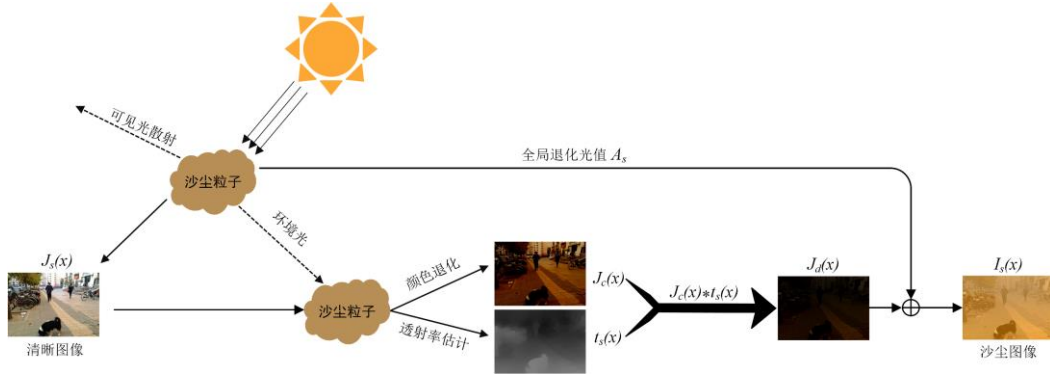


图 2 沙尘图像合成方法流程框架^[65]

在基于深度学习的沙尘图像重构算法的发展初期，Si 等人^[61]分析了沙尘图像的退化规律，对 RGB 通道做不同程度的衰弱处理，合成图像在视觉上接近沙尘退化图像。但由于缺乏对物理成像过程的多方面考量，合成图像与真实沙尘图像的像素点在数理统计上仍存在明显差异。石等人^[64]尝试对大气散射模型中的大气光值进行调整，模拟出不同沙尘天气条件下的退化图像，开启了基于物理模型合成沙尘图像的先河。但由于该合成方案未将模型中的景深考虑在内，合成结果在视觉上色偏均匀，整体缺乏层次感。

为了解决因数据集缺失导致沙尘图像重构算法发展滞后的问题，Si 等人^[65]对沙尘图像成像过程进行了全面的调研与分析，提出一种沙尘图像散射模型，其对应表达式为：

$$I_s(x) = [J_s(x) - A'_s]t_s(x) + A_s \quad (3)$$

式中， $I_s(x)$ 为合成沙尘图像； $J_s(x)$ 为相应的清晰图像； $t_s(x)$ 为清晰场景下的透射率图； A_s 为全局颜色退化光值； A'_s 为 A_s 的互补色。图 2 为该模型合成沙尘图像的流程框架，其中 $J_c(x)$ 表示在全局颜色退化光值 A_s 的作用下物体表面固有的颜色偏移， $J_d(x)$ 在 $J_c(x)$ 的基础上融合了景深信息，用于描述沙尘浓度的变化情况及相关颜色退化强度的前后景区分。

表 1 SIRB 数据集结构统计

训练集				
名称	数量	沙尘强度	类型	散射系数
SIRB-T(L)	3900	轻度	合成	$\beta \in [0.3, 0.4]$
SIRB-T(M)	3900	中度	合成	$\beta \in [0.4, 0.5]$
SIRB-T(D)	3900	重度	合成	$\beta \in [0.5, 0.6]$
SIRB-T(H)	3900	混合	合成	$\beta \in [0.3, 0.6]$

测试集				
名称	数量	沙尘强度	类型	散射系数
SIRB-E(L)	100	轻度	合成	$\beta \in [0.3, 0.4]$
SIRB-E(M)	100	中度	合成	$\beta \in [0.4, 0.5]$
SIRB-E(D)	100	重度	合成	$\beta \in [0.5, 0.6]$
SIRB-E(H)	100	混合	合成	$\beta \in [0.3, 0.6]$
RSTS	230	混合	真实	$\beta \in [0, 1]$

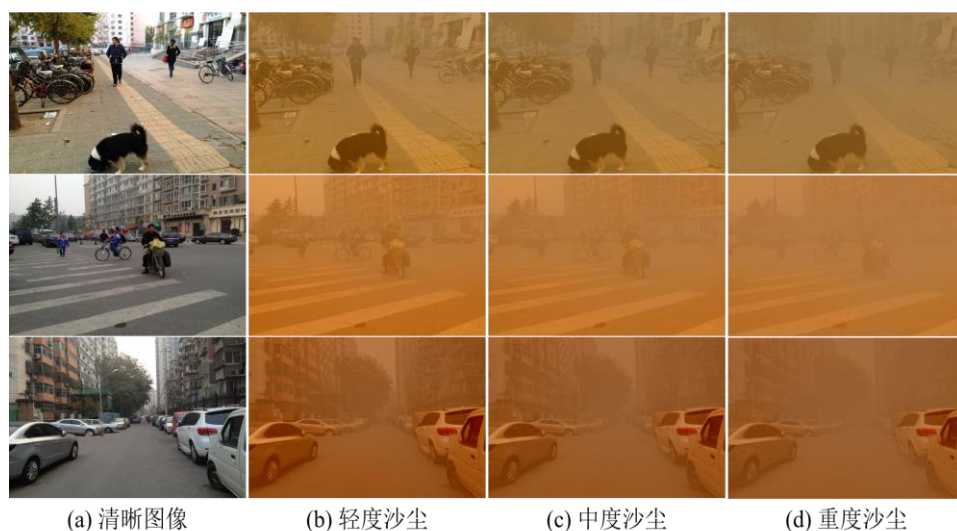


图 3 SIRB 数据集中部分成对合成图像示例

在此模型的基础上，Si 等人^[65]构建了首个用于模型训练和算法性能评估的沙尘图像数据集 SIRB。如表 1 所示，SIRB 包含 16000 对合成数据，依据图像退化强度（轻度、中度、重度、混合）设置四个训练子集和四个测试子集。此外，该数据集提供了包含 230 张真实沙尘场景的测试子集 RSTS，用于评估算法在处理实际退化图像上的性能表现。SIRB 中部分合成示例如图 3 所示。

3.2 评价指标

3.2.1 无监督评价指标

无参考图像质量评价指标是指在没有任何参考数据的情况下,对算法生成的图像质量进行评估,下面对图像处理领域常用的无监督指标进行介绍。

- NIQE: 一种基于图像的统计特征和模型的无监督质量评测方法^[74],它通过计算图像的统计特征,如均值、方差、梯度等,并利用这些特征来估计图像的质量。具体来说,NIQE使用了一个通过大量的自然图像进行训练得到的模型,计算输入图像与真实自然场景之间的差异,输出当前图像的质量分数。NIQE 的数学表达式为:

$$NIQE = \sqrt{\left((v_1 - v_2)^T \left(\frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2} \right)^{-1} (v_1 - v_2) \right)} \quad (4)$$

其中, v_1 , v_2 和 Σ_1 , Σ_2 分别代表自然多元高斯 (MVG) 模型和失真 MVG 模型对应的均值向量和协方差矩阵。NIQE 值越低表示输入图像更接近于自然图像。

- BIQI: 一种基于感知特征的无参考图像质量评价指标^[75],BIQI 利用从图像中提取的自然场景统计 (NSS) 特征来确定是否存在失真及其相应的概率。BIQI 考虑了五种失真类型,包括 jpeg、jpeg2000、白噪声、高斯模糊和快速衰减。BIQI 可表示为以下形式:

$$BIQI = \sum_{i=1}^5 p_i \cdot q_i \quad (5)$$

式中, p 为可能失真的概率, q 为相应失真程度。

3.2.2 有监督评价指标

有监督评价指标依赖于成对数据,通过计算输入图像与目标图像之间的差异,以评估输入图像的质量。目前图像增强领域通常采用 PSNR、SSIM 和 CIEDE2000 计算比较图像之间的像素误差、结构误差和色偏误差,下面对上述指标做详细介绍。

- PSNR: 一种常用的有监督图像质量评价指标,通过计算图像的最大可能功率与影响图像保真度的噪声功率之间的比值提供对图像质量损失程度的定量评估。PSNR 通常用来描述对比图像之间的像素级误差,其计算公式可写为:

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{x_{max}^2}{MSE(x_1, x_2)} \quad (6)$$

其中, x_{max} 为图像中最大像素值, MSE 为两对比图像的均方误差。

- SSIM: 一种基于人眼感知的原理来设计的用于衡量两幅图像相似性的指标。SSIM 使用了亮度、对比度和结构三个因素的加权平均来计算两对比图像之间的结构性误差,其对

应数学表达式为：

$$SSIM(x_1, x_2) = \frac{2\mu_1\mu_2 + c_1}{\mu_1^2 + \mu_2^2 + c_1} \cdot \frac{2\sigma_{12} + c_2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + c_2} \quad (7)$$

式中， c_1 ， c_2 为保证计算过程稳定的常数； μ_1 ， μ_2 和 σ_1 ， σ_2 分别对应 x_1 ， x_2 的均值和方差； σ_{12} 为 x_1 ， x_2 的协方差。SSIM 指标越高，代表两图像之间的结构性误差越小。

● CIEDE2000：由国际照明委员会（Commission Internationale de l’Eclairage，采用法语简称为 CIE）于 2001 年发布。该公式由 CIE 技术委员会成员开发，为计算工业色差提供了评估依据，其计算表达式可写为：

$$CIEDE2000 = \sqrt{(\Delta L')^2 + (\Delta C')^2 + (\Delta H')^2 + r \cdot \Delta C' \cdot \Delta H'} \quad (8)$$

式中， $\Delta L'$ ， $\Delta C'$ 和 $\Delta H'$ 分别表示对比图像之间的亮度差、色度差和色调差； r 为调整色调和色度差异相互作用的校正系数。

表 2 有监督评价指标结果对比

Metrics	NGT	CBCS	TTFIO	CIDC	HRDCP	ROP	FS	SandFormer	Pix2pix-D
SIRB-L(E)									
PSNR	14.8567	17.3628	18.4317	15.9212	11.6168	14.6385	21.8267	22.6142	23.9805
SSIM	0.6614	0.7343	0.5754	0.5369	0.575	0.6524	0.7964	0.7901	0.8051
CIEDE2000	25.9552	22.4254	40.7036	39.2437	29.9438	27.3515	20.4854	20.0253	19.2734
SIRB-M(E)									
PSNR	13.8026	16.7125	17.0033	15.3509	10.7092	13.8643	20.3576	21.9783	23.8453
SSIM	0.5962	0.6752	0.4978	0.5073	0.5536	0.6261	0.7917	0.7851	0.7927
CIEDE2000	27.0389	23.8924	39.839	40.1243	30.6187	28.4134	21.1379	19.4576	18.5334
SIRB-D(E)									
PSNR	13.0396	16.0342	15.5809	14.8224	9.9632	12.1437	18.3811	21.7547	23.2254
SSIM	0.5381	0.6557	0.434	0.476	0.5194	0.6023	0.7438	0.7576	0.7646
CIEDE2000	27.9186	24.3584	38.8379	40.6899	31.2957	34.2843	21.7153	19.8031	18.969
SIRB-H(E)									
PSNR	13.9506	16.5567	16.9514	15.4827	10.8071	13.5658	19.0258	22.0373	23.7429
SSIM	0.6025	0.6669	0.4989	0.5097	0.5477	0.6174	0.7631	0.7724	0.7886
CIEDE2000	26.9774	23.1852	39.6975	39.8556	30.7003	29.3874	22.0846	20.2577	18.7739

3.3 沙尘图像视觉增强算法性能评估

3.3.1 实验细节

实验主要在四种不同沙尘浓度的合成数据集 SIRB-E(L)，SIRB-E(M)，SIRB-E(D)和 SIRB-E(H)上对九种算法包括基于传统方法的沙尘图像增强技术（NGT^[29]，CBCS^[33]，TTFIO^[10]）、基于物理模型的沙尘图像复原技术（CIDC^[22]，HRDCP^[24]，ROP^[25]）和基于数据驱动的沙尘

图像重构技术（FS^[61]，SandFormer^[73]，Pix2pix-D^[65]）做性能评估。采用 NIQE、BIQI 作为无参考评价指标，PSNR、SSIM 和 CIEDE2000 作为有参考评价指标。

表 3 无监督评价指标结果对比

Metrics	NGT	CBCS	TTFIO	CIDC	HRDCP	ROP	FS	SandFormer	Pix2pix-D
SIRB-L(E)									
NIQE	4.243	4.5722	4.8254	4.3632	4.7565	4.7977	4.2657	4.6274	4.9978
BIQI	30.4207	27.2574	26.2888	28.8989	29.1914	21.0478	19.656	20.6703	18.6568
SIRB-M(E)									
NIQE	4.4573	4.9846	4.879	4.5131	4.7682	4.6789	4.8801	4.5142	4.905
BIQI	31.9037	28.4521	28.1029	30.8213	25.7518	21.4617	21.2923	21.6072	19.0212
SIRB-D(E)									
NIQE	4.923	4.8946	5.3241	4.8926	4.9507	4.5474	5.0508	4.448	4.894
BIQI	32.8375	30.1753	30.278	32.4881	24.6167	21.5904	23.3045	22.4254	19.2607
SIRB-H(E)									
NIQE	4.5477	4.8576	5.0053	4.6019	4.8667	4.6686	4.9712	4.5614	4.9488
BIQI	31.4879	28.9767	28.1405	30.716	26.8795	21.4086	21.2427	21.4592	19.1632

3.3.2 定量和定性分析

表 2 和表 3 分别为各算法在四种不同沙尘浓度的基准数据库上的有监督和无监督指标结果对比。从表中数据进行分析，可以得出两点结论，一方面，现有的基于深度学习的图像重构方法在有监督评价指标上明显优于另外两种处理策略，凸显出神经网络模型强大的数据拟合能力。另一方面，由于基于传统方法的沙尘图像增强算法缺乏对退化过程和数据特征的全面理解，仅通过观察手动设计算法结构，优化图像参数以改善视觉质量的处理策略是其在指标上整体表现较弱的主要原因。

图 4 展示了对比算法的部分可视化示例。可以看出，基于数据驱动的深度学习沙尘图像重构算法相较于传统增强方法而言，其结果在色偏校正、感知清晰度和视觉保真度等方面均有着更加优越的表现。随着技术的迭代更新，现阶段沙尘图像处理算法的研究重点倾向于通过融合传统方法与神经网络实现算法之间的优势互补或在先验性技巧的基础上优化网络结构设计更加高效的特征提取模块。这类算法取得了当前沙尘图像视觉增强任务的最优解，但由于多数基于深度学习的算法过度依赖成对训练数据，需要有监督的方式优化模型参数，导致网络在一些复杂沙尘退化场景上的表现不佳。这促使未来沙尘图像视觉增强技术的研究逐渐向半监督/无监督的学习方式靠拢，而此类算法通常需要根据场景退化特征设计高效的损失优化策略，以解决增强结果中普遍存在的细节模糊、颜色失真等问题。如何在人工智能

跨越式发展的时代下构建更加稳定、鲁棒的处理策略是推动沙尘图像视觉增强技术突破现有枷锁的核心动力。

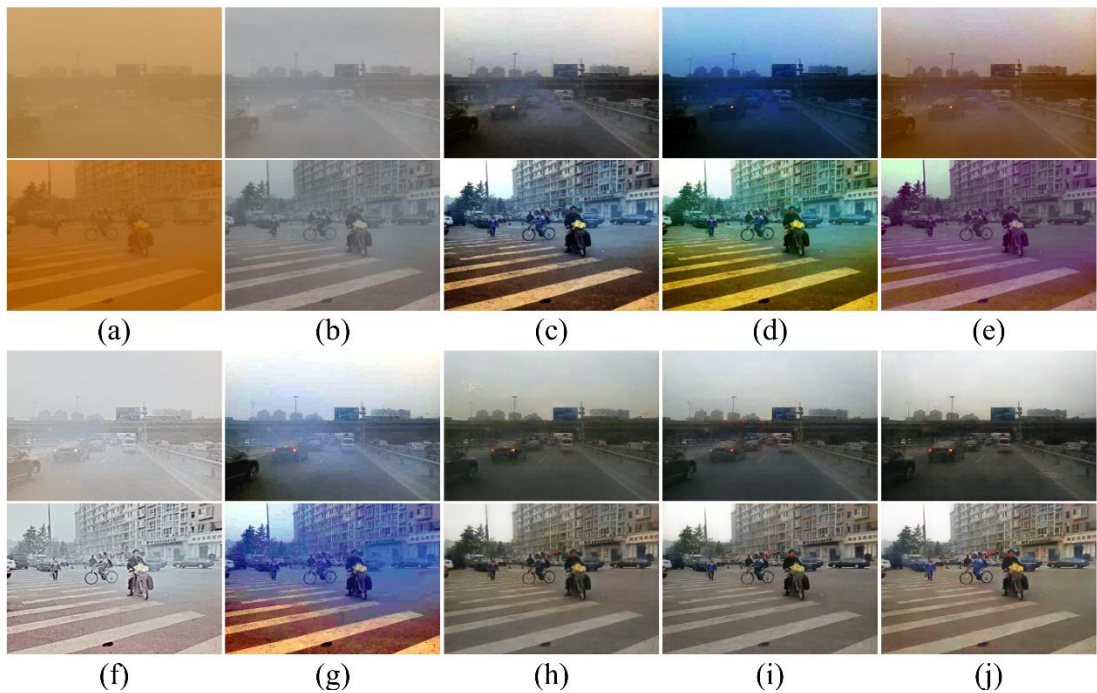


图 4 沙尘图像视觉增强算法对比示例。(a) 沙尘图像；(b) NGT；(c) CBCS；(d) TTFIO；(e) CIDC；
(f) HRDCP；(g) ROP；(h) FS；(i) SandFormer；(j) Pix2pix-D

4 总结与展望

本文从沙尘图像视觉增强算法的研究进展、沙尘图像数据集和实验性的主客观评估三个层面对沙尘图像增强领域做了全面介绍，现做以下总结：

- 1) 在大数据时代背景下，沙尘图像视觉增强技术逐渐由传统处理方法向基于数据驱动的图像映射技术转变；由全监督的学习方式向半监督/无监督的学习方式递进；网络结构复杂度由冗余向轻量过渡。
- 2) 当前沙尘图像视觉增强算法的研究主要在图像去雾相关理论的基础上做技术迁移，通过嵌入颜色校正预处理、基于数理统计的先验分析及基于启发式的模块结构设计以适配沙尘图像视觉增强任务的需求。
- 3) 图像数据增强的主要目的是服务于上游的高级视觉任务。从一系列定量/定性评估实验来看，基于数据驱动的深度学习方法性能普遍优于传统沙尘图像增强算法。如何顺应大模型发展的浪潮，构建普适性高、场景无关的、对高级视觉算法友好的图像增强方法，是现阶段面临的主要挑战之一。

通过上述总结可推测未来沙尘图像视觉增强领域有以下未来可能的研究方向：

- 1) 如何挖掘不同沙尘退化场景下的潜在表征规律, 打破网络对于成对数据固有分布的依赖, 赋予模型在真实降质数据处理上的泛化能力。
- 2) 如何将传统算法或基于统计先验知识提取到的特征作为引导信息, 优化模型参数, 删减网络在结构设计上的冗余分支以降低算法在实际部署中的计算复杂度。
- 3) 如何顺应大模型发展的浪潮, 将沙尘图像增强过程作为某一处理链路, 打通上下游模型之间的关联, 提升高级视觉(如检测、分割等)算法在沙尘退化场景下的性能表现。

参考文献:

- [1] Li B, Ren W, Fu D, et al. Benchmarking single-image dehazing and beyond [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 28(1): 492-505.
- [2] 马龙, 马腾宇, 刘日升. 低光照图像增强算法综述 [J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(5): 1392-1409.
- [3] 潘海明, 田润, 刘春晓, et al. 基于偏色校正和信息损失约束的沙尘暴降质图像增强算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(06): 992-999.
- [4] 唐立, 张育, 任佳. 基于颜色校正和明暗通道的沙尘降质图像增强算法 [J]. 海南大学学报: 自然科学版, 2020, 38(1): 38-45.
- [5] Fu X, Zhuang P, Huang Y, et al. A retinex-based enhancing approach for single underwater image; proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE: 4572-4576.
- [6] Fu X, Huang Y, Zeng D, et al. A fusion-based enhancing approach for single sandstorm image; proceedings of the 2014 IEEE 16th international workshop on multimedia signal processing (MMSP). IEEE: 1-5.
- [7] Xu G, Wang X, Xu X. Single image enhancement in sandstorm weather via tensor least square [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2020, 7(6): 1649-1661.
- [8] Gao G, Lai H, Liu Y, et al. Sandstorm image enhancement based on YUV space [J]. Optik, 2021, 226: 165659.
- [9] Park T H, Eom I K. Sand-dust image enhancement using successive color balance with coincident chromatic histogram [J]. IEEE Access, 2021, 9: 19749-19760.
- [10] Al-Ameen Z. Visibility enhancement for images captured in dusty weather via tuned tri-threshold fuzzy intensification operators [J]. International Journal of Intelligent Systems Applications, 2016, 8(8):

10.

- [11] Yu T H, Meng X, Zhu M, et al. An improved multi-scale retinex fog and haze image enhancement method; proceedings of the 2016 International Conference on Information System and Artificial Intelligence (ISAI). IEEE: 557-560.
- [12] Wang Z, Feng Y. Fast single haze image enhancement [J]. Computers electrical engineering, 2014, 40(3): 785-795.
- [13] Qingsong Z, Shuai Y, Yaoqin X. An improved single image haze removal algorithm based on dark channel prior and histogram specification; proceedings of the 3rd International Conference on Multimedia Technology (ICMT-13). Atlantis Press: 279-292.
- [14] Ansia S, Aswathy A. Single image haze removal using white balancing and saliency map [J]. Procedia computer science, 2015, 46: 12-19.
- [15] Zhou J, Zhou F. Single image dehazing motivated by Retinex theory; proceedings of the 2013 2nd international symposium on instrumentation and measurement, sensor network and automation (IMSNA). IEEE: 243-247.
- [16] Parthasarathy S, Sankaran P. A Retinex based haze removal method; proceedings of the 2012 IEEE 7th International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS). IEEE: 1-6.
- [17] Liu S, Long W, He L, et al. Retinex-based fast algorithm for low-light image enhancement [J]. Entropy, 2021, 23(6): 746.
- [18] Liu S, Long W, Li Y, et al. Low-light image enhancement based on membership function and gamma correction [J]. Multimedia Tools Applications, 2022: 1-23.
- [19] Iqbal M, Ali S S, Riaz M M, et al. Color and white balancing in low-light image enhancement [J]. Optik, 2020, 209: 164260.
- [20] Chan R, Yang H, Zeng T. A two-stage image segmentation method for blurry images with poisson or multiplicative gamma noise [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2014, 7(1): 98-127.
- [21] Fu X, Zeng D, Huang Y, et al. A variational framework for single low light image enhancement using bright channel prior; proceedings of the 2013 IEEE global conference on signal and information processing. IEEE: 1085-1088.
- [22] Dhara S K, Roy M, Sen D, et al. Color cast dependent image dehazing via adaptive airlight refinement and non-linear color balancing [J]. IEEE Transactions on Circuits Systems for Video Technology, 2020, 31(5): 2076-2081.

- [23] Peng Y-T, Cao K, Cosman P C. Generalization of the dark channel prior for single image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(6): 2856-2868.
- [24] Shi Z, Feng Y, Zhao M, et al. Let you see in sand dust weather: A method based on halo-reduced dark channel prior dehazing for sand-dust image enhancement [J]. IEEE Access, 2019, 7: 116722-116733.
- [25] Liu J, Liu W, Sun J, et al. Rank-one prior: Toward real-time scene recovery; proceedings of the Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 14802-14810.
- [26] Liu J, Liu R W, Sun J, et al. Rank-one prior: Real-time scene recovery [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2022, 45(7): 8845-8860.
- [27] 李海燕, 袁玲, 王建利. 沙尘天气下降质图像的清晰化方法研究 [J]. 喀什师范学院学报, 2012, 33(6): 45-48.
- [28] Reza A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement [J]. Journal of VLSI signal processing systems for signal, image video technology, 2004, 38: 35-44.
- [29] Shi Z, Feng Y, Zhao M, et al. Normalised gamma transformation-based contrast-limited adaptive histogram equalisation with colour correction for sand-dust image enhancement [J]. IET Image Processing, 2020, 14(4): 747-756.
- [30] Wang B, Wei B, Kang Z, et al. Fast color balance and multi-path fusion for sandstorm image enhancement [J]. Signal, Image and Video Processing, 2021, 15(3): 637-644.
- [31] 智宁, 毛善君, 李梅. 沙尘降质图像清晰化算法 [J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(12): 1585-1592.
- [32] Cheng Y, Jia Z, Lai H, et al. A Fast Sand-Dust Image Enhancement Algorithm by Blue Channel Compensation and Guided Image Filtering [J]. IEEE Access, 2020, 8: 196690-196699.
- [33] Hua Z, Qi L, Guan M, et al. Colour balance and contrast stretching for sand-dust image enhancement [J]. IET Image Processing, 2022, 16(14): 3768-3780.
- [34] Yu S, Zhu H, Wang J, et al. Single sand-dust image restoration using information loss constraint [J]. Journal of Modern Optics, 2016, 63(21): 2121-2130.
- [35] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [36] 刘振宇, 江海蓉, 徐鹤文. 极端天气条件下低质图像增强算法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(8): 193-198.

- [37] Gao G, Lai H, Jia Z, et al. Sand-Dust Image Restoration Based on Reversing the Blue Channel Prior [J]. IEEE Photonics Journal, 2020, 12: 1-16.
- [38] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 35(6): 1397-1409.
- [39] Chen S, Sun P, Song Y, et al. Diffusionnet: Diffusion model for object detection; proceedings of the Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 19830-19843.
- [40] Chen Y, Liu J, Zhang X, et al. Voxelnex: Fully sparse voxelnet for 3d object detection and tracking; proceedings of the Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 21674-21683.
- [41] Wang C-Y, Bochkovskiy A, Liao H-Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors; proceedings of the Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 7464-7475.
- [42] Li Y-J, Dai X, Ma C-Y, et al. Cross-domain adaptive teacher for object detection; proceedings of the Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 7581-7590.
- [43] Gong H, Mu T, Li Q, et al. Swin-transformer-enabled YOLOv5 with attention mechanism for small object detection on satellite images [J]. Remote Sensing, 2022, 14(12): 2861.
- [44] Jain J, Li J, Chiu M T, et al. Oneformer: One transformer to rule universal image segmentation; proceedings of the Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2989-2998.
- [45] Chen B, Liu Y, Zhang Z, et al. Transattunet: Multi-level attention-guided u-net with transformer for medical image segmentation [J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 2023:
- [46] Tragakis A, Kaul C, Murray-Smith R, et al. The fully convolutional transformer for medical image segmentation; proceedings of the Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. 3660-3669.
- [47] Zhang S, Zhang J, Tian B, et al. Multi-modal contrastive mutual learning and pseudo-label re-learning for semi-supervised medical image segmentation [J]. Medical Image Analysis, 2023, 83: 102656.
- [48] Cheng B, Misra I, Schwing A G, et al. Masked-attention mask transformer for universal image segmentation; proceedings of the Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 1290-1299.

- [49] Kim N, Kim D, Lan C, et al. Restr: Convolution-free referring image segmentation using transformers; proceedings of the Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 18145-18154.
- [50] Si Y, Yang F, Chong N. A novel method for single nighttime image haze removal based on gray space [J]. Multimedia Tools Applications, 2022, 81(30): 43467-43484.
- [51] Liu Y, Yan Z, Tan J, et al. Multi-purpose oriented single nighttime image haze removal based on unified variational retinex model [J]. IEEE Transactions on Circuits Systems for Video Technology, 2022, 33(4): 1643-1657.
- [52] Fuh C-S, Tung T-C. Mcpa: A fast single image haze removal method based on the minimum channel and patchless approach [J]. IEEE Access, 2022, 10: 73033-73045.
- [53] Zhang W, Zhuang P, Sun H-H, et al. Underwater image enhancement via minimal color loss and locally adaptive contrast enhancement [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31: 3997-4010.
- [54] Liu R, Jiang Z, Yang S, et al. Twin adversarial contrastive learning for underwater image enhancement and beyond [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31: 4922-4936.
- [55] Li T, Rong S, Zhao W, et al. Underwater image enhancement using adaptive color restoration and dehazing [J]. Optics Express, 2022, 30(4): 6216-6235.
- [56] Chen Y, Xia R, Yang K, et al. MFFN: Image super-resolution via multi-level features fusion network [J]. The Visual Computer, 2023: 1-16.
- [57] Zhou X, Huang H, He R, et al. MSRA-SR: Image Super-resolution Transformer with Multi-scale Shared Representation Acquisition; proceedings of the Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 12665-12676.
- [58] Huang S-C, Hoang Q-V, Le T-H. SFA-Net: A selective features absorption network for object detection in rainy weather conditions [J]. IEEE Transactions on Neural Networks Learning Systems, 2022, 34(8): 5122-5132.
- [59] Zhang K, Wang T, Luo W, et al. MC-Blur: A comprehensive benchmark for image deblurring [J]. IEEE Transactions on Circuits Systems for Video Technology, 2023:
- [60] Zhao Q, Yang H, Zhou D, et al. Rethinking Image Deblurring via CNN-Transformer Multiscale Hybrid Architecture [J]. IEEE Transactions on Instrumentation Measurement, 2022, 72: 1-15.
- [61] Si Y, Yang F, Liu Z. Sand dust image visibility enhancement algorithm via fusion strategy [J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 13226.

- [62] Liang P, Dong P, Wang F, et al. Learning to remove sandstorm for image enhancement [J]. The Visual Computer, 2023, 39(5): 1829-1852.
- [63] Gao G, Lai H, Jia Z. Unsupervised Image Dedusting via a Cycle-Consistent Generative Adversarial Network [J]. Remote Sensing, 2023, 15(5): 1311.
- [64] 石争浩, 刘春月, 任文琦, et al. 沙尘图像色彩恢复及增强卷积神经网络 [J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(5): 1493-1508.
- [65] Si Y, Yang F, Guo Y, et al. A comprehensive benchmark analysis for sand dust image reconstruction [J]. Journal of Visual Communication Image Representation, 2022, 89: 103638.
- [66] Huang J, Xu H, Liu G, et al. SIDNet: A single image dedusting network with color cast correction [J]. Signal Processing, 2022, 199: 108612.
- [67] Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, et al. An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale; proceedings of the International Conference on Learning Representations.
- [68] Liu Z, Lin Y, Cao Y, et al. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows; proceedings of the Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. 10012-10022.
- [69] Dong X, Bao J, Chen D, et al. Cswin transformer: A general vision transformer backbone with cross-shaped windows; proceedings of the Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 12124-12134.
- [70] Chen C-F R, Fan Q, Panda R. Crossvit: Cross-attention multi-scale vision transformer for image classification; proceedings of the Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. 357-366.
- [71] Li Y, Mao H, Girshick R, et al. Exploring plain vision transformer backbones for object detection; proceedings of the European Conference on Computer Vision. Springer: 280-296.
- [72] Liang P, Ding W, Fan L, et al. Multi-scale and multi-patch transformer for sandstorm image enhancement [J]. Journal of Visual Communication Image Representation, 2022, 89: 103662.
- [73] Shi J, Wei B, Zhou G, et al. Sandformer: CNN and Transformer under Gated Fusion for Sand Dust Image Restoration; proceedings of the ICASSP 2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE: 1-5.
- [74] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a “completely blind” image quality analyzer [J]. IEEE Signal processing letters, 2012, 20(3): 209-212.

[75] Moorthy A K, Bovik A C. A two-step framework for constructing blind image quality indices [J].
IEEE Signal processing letters, 2010, 17(5): 513-516.